ISSN 1561-5359. Штучний інтелект, 2018, № 4

УДК 621.642

С.В. Ковалевський, О.С. Ковалевська
Донбаська державна машинобудівна академія, Україна
вул. Академічна, 72, м. Краматорськ, 84313

ПІДВИЩЕННЯ НАДІЙНОСТІ МОБІЛЬНИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МАШИН НА ОСНОВІ ГЛИБОКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

S.V. Kovalevskyy, O.S. Kovalevska
Donbass State Machine-Building Academy, Ukraine
72, Academic St., Kramatorsk, 84313

INCREASING THE RELIABILITY OF MOBILE INTELLIGENT MACHINES BASED ON DEEP NEURAL NETWORKS

У статті викладено результати теоретичних та експериментальних досліджень у сфері підвищення надійності складних об'єктів, якими є мобільні інтелектуальні технологічні машини. Це досягнуто на основі використання моделей-образів на основі нейронних мереж і глибоких обчислень на їх основі. Показано відмінність пропонованих ідентифікаційних моделей, що полягає у використанні інформації про граничні параметри складових елементів складних об'єктів для глибоких нейронних мереж. Представлено методику побудови таких нейронних мереж.

Ключові слова: нейронні мережі, виробничі системи, верстати- роботи

The article presents the results of theoretical and experimental research in the field of improving the reliability of complex objects, such as mobile intelligent technological machines. This is achieved through the use of model-images based on neural networks and deep calculations based on them. The difference between the proposed identification models, which consists in the use of information about the boundary parameters of the constituent elements of complex objects for deep neural networks, is shown. A technique for constructing such neural networks is presented.

Keywords: neural networks, production systems, machine tools

Вступ

Особливості створення обладнання для високоавтоматизованого виробництва припускають необхідність вирішення завдань підвищення надійності їх технологічних систем. Традиційні напрямки автоматизації виробництва засновані на принципах узгодженого підвищення рівнів автоматизації всіх його складових.

В умовах зростання найменувань номенклатури виробів і зниження обсягів їх партій зростають різноманітність і складність технологічного обладнання та засобів, що підтримують і забезпечують їх працездатність у межах, заданих вимогами до експлуатації [1,2,3].

Постановка проблеми

Надійність багатозв'язаних систем може бути представлена системою елементів, кожен з яких має властиву йому закономірність імовірнісного розподілу випадкової складової вихідної функції. Конфігурація зв'язків таких систем може змінюватися залежно від виконуваних функцій.

Особливо актуальна така ситуація для реконфігурованих виробничих систем. Застосування мобільних технологічних машин, таких як верстати-роботи, робокари, складальні роботи, роботизовані складські системи, а також швидко переналагоджувані технологічні машини для заготівельного виробництва (деталепрокатні стани, машини безперервного лиття заготовок, фрезерно-центрувальні верстати з ЧПУ і т.п.), вимагають забезпечення надійності їх функціонування.

Просте резервування елементів автоматизованих технологічних систем веде до значного підвищення їх вартості і зниження гнучкості через необхідність перебудови структури відповідною програмою випуску виробів. Тому виникає необхідність пошуку інших принципів

збереження живучості технологічних машин у процесі їх експлуатації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Працездатний стан технологічної системи визначається безліччю заданих параметрів і допусками на них – допустимими межами їх зміни. Критерієм відмови є ознаки виходу хоча б одного заданого параметра за встановлений допуск. Причинами відмови можуть бути прорахунки, допущені при конструюванні, дефекти виробництва, порушення правил і норм експлуатації, пошкодження, а також природні процеси зношування і старіння. Ознаки відмови або пошкодження виявляють безпосередні або непрямі впливи на органи чуття спостерігача (оператора) явищ, характерних для непрацездатного стану об'єкта, або процесів з ними пов'язаних.

Характер відмови або пошкодження визначають конкретні зміни, що відбулися в об'єкті. До наслідків відмови або пошкодження належать явища і події, що виникли після відмови або пошкодження і в безпосередньому причинному зв'язку з ним.

Відмови об'єктів технологічної системи можуть бути різних видів і класифікуються за різними ознаками [5-9]. Як показники безвідмовності невідновлюваних елементів застосовують такі кількісні характеристики: ймовірність відмови, ймовірність безвідмовної роботи, інтенсивність відмов, середнє напрацювання до відмови (до першої відмови).

Відмову елемента (системи) можна вважати випадковою подією, що відбувається під впливом багатьох випадкових факторів. Так кількісні показники випадкових подій будуються на основі ймовірнісної міри, яка має сенс тоді, коли є досить велика сукупність досліджуваних подій. Тому на практиці кількісні характеристики надійності елементів визначають статистичним шляхом на основі випробування в певних умовах досить великої партії однотипних елементів (систем).

Отже, теорія ймовірності та математична статистика є основним апаратом, який використовується при дослідженні надійності технологічних систем, а самі характеристики надійності повинні обиратися з числа показників, прийнятих у теорії ймовірності. При цьому, повною характеристикою будь-якої випадкової величини є її закон розподілу, тобто співвідношення між можливими значеннями випадкової величини і відповідними цим значенням можливостями [10-14].

Мета дослідження – створення ідентифікаційної моделі складних об'єктів на основі інформації про граничні параметри складових елементів.

Виклад основного матеріалу

Оскільки надійність систем є функцією їх відмов, то слід виділити відмови як вихід контрольованих параметрів за допустимі межі [4].

Випадок втрати працездатності елементів E_{nm} системи і системи, в цілому, є граничним виходом цих параметрів за межі допуску $\overline{Y} = f(\overline{X})$ (рис.1).

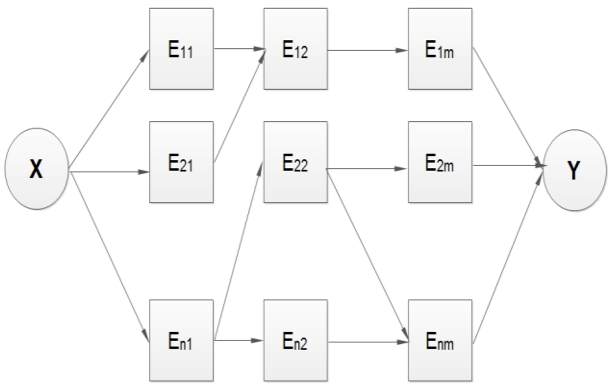


Рис. 1. Багатозв’язана система високоавтоматизованого виробництва

Однак, зниження надійності високоавтоматизованих технологічних систем може компенсуватися шляхом уведення до складу технологічних машин інтелектуальних коригувальних пристроїв, що дозволяють шляхом введення додаткових керуючих впливів повертати контрольовані параметри в діапазон допустимих значень і підтримувати такий стан тривалий час. Для виявлення необхідного рівня

компенсаційних впливів *delta* E_{ij} на елементи системи E_{ij} з метою досягнення необхідних показників надійності всієї технологічної системи, запропонована ідентифікаційна модель об'єкта, адекватність якої досягається шляхом застосування принципів обчислень на глибоких нейронних мережах. Подібно до звичайних мереж, глибокі нейронні мережі можуть моделювати складні нелінійні відносини між елементами. Глибока нейронна мережа складається з багатьох прихованих шарів, що дозволяє виконувати глибоке ієрархічне перетворення вхідних даних. Важливим є визначення оптимальної структури нейронної мережі із забезпеченням необхідної точності та швидкості її роботи. Принципова схема цієї моделі представлена на рис. 2.

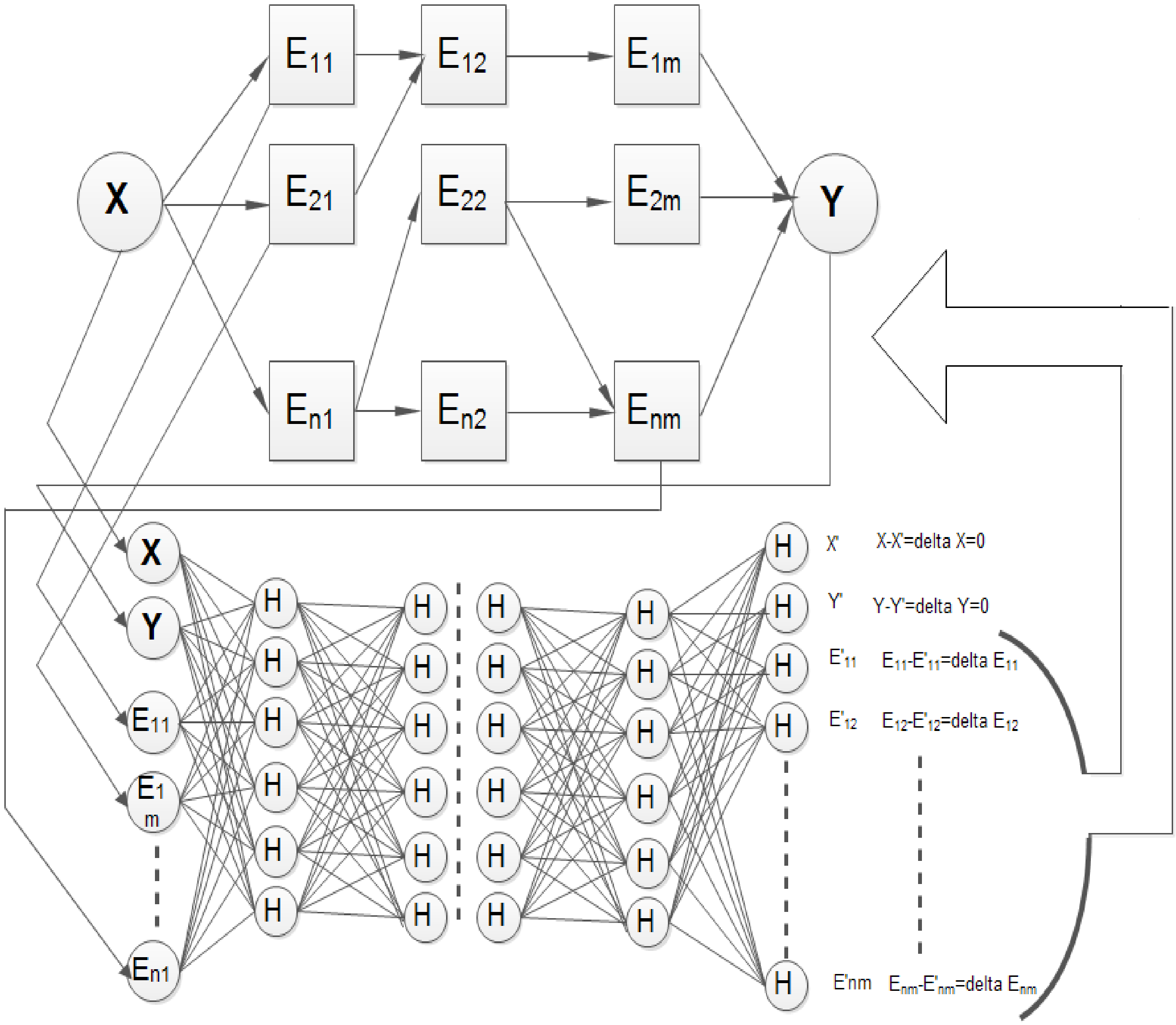


Рис. 2. Ідентифікаційна модель об'єкта для підтримки вихідного рівня надійності технологічної системи

Особливістю створення глибокої нейронної мережі є забезпечення відповідності вхідних для моделі значень контрольованих параметрів функціональної залежності $\overline{Y}=f(\overline{X})$ і значення передавальних характеристик елементів E_{ij} вихідним модельним характеристикам цих же показників. Така відповідність досягається мінімізацією *delta* E_{ij} >0 за умови $\overline{X}-\overline{X}'\rightarrow \boxed{?}$ і $\overline{Y}-\overline{Y}\rightarrow \boxed{?}$.

Перевірка побудови ідентифікаційної моделі проводилася в умовах машинного експерименту з наступними етапами:

1. Визначення параметрів $\overline{X}$, $\overline{Y}$ і E_{ij}.
2. Формування масиву прецедентів.
3. Створення таблиці кортежів прецедентів.
4. Побудова структури ідентифікаційної моделі з урахуванням числа нейроподібних елементів у першому нейромережевому шарі.
5. Нарощування кількості нейромережевих шарів до досягнення заданого критерію точності відновлення значень параметрів $\overline{X'}$, $\overline{Y'}$ і E'_{ij}.
6. Вироблення керуючих коригувальних впливів з метою повернення працездатності системи в межах параметрів надійності.

Машинний експеримент показав, що за допомогою відновлених по створеній ідентифікаційній моделі керуючих впливів і скоригованих параметрів E'_{ij} вдається повернути значення $\overline{Y'}$ до значення $\overline{Y}$. Завдяки цьому зменшуються компенсаційні впливи на елементи системи та є можливим забезпечення необхідних показників надійності. Таким чином, забезпечується заданий результат управління об'єктом при корекції з використанням ідентифікаційної моделі.

Висновки

Застосування ідентифікаційних моделей на основі глибоких нейронних мереж дозволяє створювати моделі-образи для швидкозмінних обставин і використовувати їх навіть при обмеженій інформації для вироблення ефективних керуючих впливів.

Уведення до складу технологічних машин інтелектуальних коригувальних пристроїв із застосуванням ідентифікаційної моделі об'єкта, що відображає необхідний рівень компенсаційних впливів на елементи системи, допомагає досягти необхідних показників надійності всієї технологічної системи впродовж усього часу роботи.

Література

1. Клячкин, В.Н. (2016) Обнаружение нарушений при многомерном статистическом контроле технологического процесса. *Программные продукты и системы*, 3. С. 192–197. doi: 10.15827/0236-235X.115.192-197. [Online]. Available: https://doi: 10.15827/0236-235X.115.192-197.
2. Vasantha, K.B. (2003) *Fuzzy Cognitive Maps and Neutrosophic Cognitive Maps*. K.: Florentin Smarandache.
3. Колбасин, В.А. (2011) Параллельная обработка потока данных искусственными нейронными сетями на платформе CUDA. *Восточно–Европейский журнал передовых технологий*, 3 (51). С. 54–57.
4. Wai, R.J. (2015) Observer–based adaptive fuzzy–neural–network control for hybrid maglev transportation system. *Neurocomputing*, 175, 10–24 pp. doi: 10.1016/j.neucom.2015.10.006. [Online]. Available: https://doi: 10.1016/j.neucom.2015.10.006.
5. Jovane, F., Molinari, T. (2002) Design Issues for Reconfigurable PKMs. *Development Methods and Application Experience of Parallel Kinematics*, 69–82 pp.
6. Wurst, K., Peling (2002) Concept for Reconfigurable Machine Tools. *Development Methods and Application Experience of Parallel Kinematics*, 683–695 pp.
7. Yoon, J., Ryu, J. (2002) Reconfigurability of a Parallel Manipulator. *Proceeding of the WORKSHOP on Fundamental Issues and Future Research Directions for Parallel Mechanisms and Manipulators*, 94–97pp .
8. Кузнєцов, Ю.М. (2007) Світові тенденції і перспективи розвитку верстатобудування в Україні. *Проблеми фізико-математичної і технічної освіти і науки України в контексті євроінтеграції*. С. 45–55.
9. Лисейкин, В.Д. (2014) *Разностные сетки. Теория и приложения*. Н.: Соран.
10. Оре, О. (2009) *Теорія графів*. В.: Ліброком. 354 с.
11. Зенков, А.В. (2010) *Лінійна алгебра. Тензорне обчислення*. Е.: Гоувпо. 96 с.
12. Суслов, В.І. (2006) *Теорія механізмів. Кінематика, динаміка і синтез механізмів промисловості будівельних матеріалів*. М.: Асоціації. 96 с.
13. Кузьмин, Д.В. (2002) Структура алгоритмического обеспечения автоматизированной системы вывода уравнений динамики методом связных графов. *Проблемы машиностроения и надежности машин*, 83. С. 86–92.
14. Матвеевский, В.Р. (2002) *Надежность технических систем. Электроника и математика*. М.: МГИМ. 113 с.

References

1. Klyachkin, V.N. (2016) Obnaruzhenie narusheniy pri mnogomernom statisticheskom kontrole tekhnologicheskogo protsessa. Programmnye produkty i sistemy, 3. S. 192–197. doi: 10.15827/0236-235X.115.192-197. [Online].

Available: https://doi: 10.15827/0236-235X.115.192-197.
2. Vasantha, K.B. (2003) Fuzzy Cognitive Maps and Neutrosophic Cognitive Maps. *Florentin Smarandache*, 212 p.
3. Kolbasin, V.A. (2011) Parallel'naya obrabotka potoka dannykh iskusstvennymi neyronnymi setyami na platforme CUDA. Vostochno–Evropeyskiy zhurnal peredovykh tekhnologiy, 3 (51). S. 54–57.
4. Wai, R.J. (2015) Observer–based adaptive fuzzy–neural–network control for hybrid maglev transportation system. *Neurocomputing*, 175, 10–24 pp. doi: 10.1016/j.neucom.2015.10.006. [Online]. Available: https://doi: 10.1016/j.neucom.2015.10.006.
5. Jovane, F., Molinari, T. (2002) Design Issues for Reconfigurable PKMs. *Development Methods and Application Experience of Parallel Kinematics*, 69–82 pp.
6. Wurst, K., Peling (2002) Concept for Reconfigurable Machine Tools. *Development Methods and Application Experience of Parallel Kinematics*, 683–695 pp.
7. Yoon, J., Ryu, J. (2002) Reconfigurability of a Parallel Manipulator. *Proceeding of the WORKSHOP on Fundamental Issues and Future Research Directions for Parallel Mechanisms and Manipulators*, 94–97 pp.
8. Kuznyetsov, Yu.M. (2007) Svitovi tendentsiyi i perspektyvy rozvytku verstatobuduvannya v Ukrayini. Problemy fizyko-matematychnoyi i tekhnichnoyi osvity i nauky Ukrayiny v konteksti yevrointehratsiyi. S. 45–55.
9. Liseykin, V.D. (2014) Raznostnye setki. Teoriya i prilozheniya. N.: Soran.
10. Ore, O. (2009) Teoriya hrafiv. V.: Librokom. S. 354.
11. Zenkov, A.V. (2010) Liniyna alhebra. Tenzorne obchyslennya. E.: Houvpo. S. 96.
12. Suslov, V.I. (2006) Teoriya mekhanizmiv. Kinematyka, dynamika i syntez mekhanizmiv promyslovosti budivel'nykh materialiv. M.: Asotsiatsiyi. 96 s.
13. Kuz'min, D.V. (2002) Struktura algoritmicheskogo obespecheniya avtomatizirovannoy sistemy vyvoda uravneniy dinamiki metodom svyaznykh grafov. Problemy mashinostroeniya i nadezhnosti mashin, 83. S. 86–92.
14. Matveevskiy, V.R. (2002) Nadezhnost tehnicheskih sistem. Elektronika i matematika. M.: MGIM. 113 s.

RESUME

S.V. Kovalevskyy, O.S. Kovalevska

Increasing the reliability of mobile intelligent machines based on deep neural networks

The article deals with increasing the reliability of complex objects. The results of theoretical and experimental researches in the field of increasing the reliability of complex objects, which are mobile intelligent technological machines are presented. On the basis of the analysis, the necessity of finding other principles of preserving the survivability of technological machines in the process of their exploitation is determined.

It is noted that in conditions of use of various complex technological equipment in highly automated production it is important to ensure its efficiency. The reasons for the failure of different types of objects of the technological system have been analyzed, and the classification has been performed on various grounds. On the basis of the information on the marginal parameters of the constituent elements, identification models of complex objects are created.

It is shown that application of identification models based on deep neural networks allows to create model-images for fast changing circumstances and use them even with limited information for developing effective control influences. The difference between such models is to use information about the boundary parameters of the constituent elements of complex objects. The machine experiment showed that with the help of the created identification model of control effects and adjusted parameters it is possible to reduce the level of compensatory influences on elements of the system. Thus, the given result of the object control is provided with correction using the identifycation model. The method of constructing neural networks used for construction of identification models is presented.

Mobile intelligence machines are considered as complex objects that need to improve the approach to improve their reliability. The application of the proposed method allows by introducing additional control effects on complex systems, returning controlled parameters to a range of acceptable values, and maintaining such a state for a long time. Due to the conducted research, the possibility of providing the given result of object management at correction with the use of the identification model was confirmed.

Надійшла до редакції 28.11.2018